

基于深度 DuS-KFCM 的不确定性甲状腺结节自动分割与诊断准确性优化研究

刘贤贤¹, 康 慷², 魏岸若², 何志容³, 谭礼健⁴, 陈 宏², 杨 杰^{2,5,*}

1. 澳门大学, 科技学院, 中国澳门特别行政区, 999078
2. 重庆工贸职业技术学院, 人工智能学院, 重庆, 408000
3. 重庆大学附属涪陵医院, 超声医学科, 重庆, 408099
4. 重庆工贸职业技术学院, 智能制造学院, 重庆, 408000
5. 重庆大学, 材料科学与工程学院, 重庆, 400045

摘要: 超声影像中不确定性甲状腺结节的精确分类与即时分割, 对于提高诊断准确性、指导临床决策以及改善患者预后具有重要意义。然而, 传统方法在处理回声不均、边界模糊和形态多变的不确定性结节时存在明显不足。为此, 本文提出一种新型深度学习模型——双空间模糊核聚类算法 (Deep DuS-KFCM)。该混合神经模糊系统融合了神经网络与模糊逻辑的优势, 能够实现高度精确和高效的结节识别。该方法采用双阶段分割策略: 首先利用结合空间纹理特征增强的空间核化模糊 C 均值 (SKFCM) 算法进行初始分割, 进而采用基于 ResNet50 架构的 DeepLabv3+ 模型优化分割结果。通过在甲状腺影像数据集的大量实验, 所提出的 Deep DuS-KFCM 模型实现了 87.95% 的准确率和 96.33% 的特异度, 性能优于当前主流分割方法。研究结果证明了该模型对影像噪声具有良好的鲁棒性和出色的分割能力, 尤其在边界模糊结节的勾画方面表现突出, 从而为甲状腺癌医学图像处理提供了一种有效的解决方案。

关键词: 不确定性甲状腺结节; 超声图像分割; 模糊聚类 (FC); 混合神经模糊系统

Enhancing Diagnostic Precision in Indeterminate Thyroid Nodules through Automated Segmentation: A Deep DuS-KFCM Model

Xian-Xian Liu¹, Kang Kang², Anruo Wei², Zhirong He³, Lijian Tan⁴, Hong Chen², Jie Yang^{2,5,*}

1. Department of Computer and Information Science, University of Macau, Macau SAR, 999078, China
2. College of Artificial Intelligence, Chongqing Industry and Trade Polytechnic, Chongqing, 408000, China
3. Department of Ultrasound, Chongqing University Fuling Hospital, Chongqing, 408099, China
4. College of Vehicle Engineering, Chongqing Industry and Trade Polytechnic, Chongqing, 408000, China
5. Materials Science and Engineering, Chongqing University, Chongqing, 400045, China

Abstract: Timely and precise classification and segmentation of indeterminate thyroid nodules in ultrasound imagery are pivotal for improving diagnostic accuracy and guiding clinical management, which is critical for optimizing patient outcomes. Traditional methods grapple with the challenge posed by the heterogeneous echogenicity, ill-defined borders, and variable morphological features of such nodules. Our study seeks to revolutionize this domain by introducing a novel deep learning model, the Dual Spatial Kernelized Constrained Fuzzy C-Means (Deep DuS-KFCM) clustering algorithm. This Hybrid Neuro-Fuzzy system synergizes Neural Networks with Fuzzy Logic to offer a highly precise and efficient identification of nodular

regions. Implementing a two-fold coarse-to-fine strategy for segmentation, this model initially employs the Spatial Kernelized Fuzzy C-Means (SKFCM) algorithm enhanced with spatial texture profiles and subsequently harnesses the state-of-the-art DeepLabv3+ with ResNet50 architecture to refine the segmentation output. Through extensive experiments across mainstream thyroid imaging datasets, our Deep DuS-KFCM model demonstrated unprecedented accuracy rates of 87.95%, coupled with a specificity of 96.33%, outperforming contemporary segmentation methods. The findings underscore the model's robustness against imaging noise and its outstanding segmentation capabilities, particularly for delineating nodules with ambiguous margins, thereby presenting a significant leap forward in medical image processing for thyroid cancer diagnosis.

Keywords: Indeterminate thyroid nodule; Ultrasound image segmentation; Fuzzy Clustering (FC); Hybrid neuro-fuzzy system

甲状腺病灶的精准检测对于甲状腺癌（尤其是甲状腺结节）的早期诊断及后续患者管理至关重要。甲状腺结节良恶性鉴别诊断的延迟会显著降低患者生存机会与生活质量。甲状腺结节良恶性鉴别的延迟会显著降低患者的生存率和生活质量。研究表明，早期干预可使甲状腺乳头状癌等类型的五年生存率提高至 98% 以上^[1,2,3,4]，而若延迟至晚期（如甲状腺未分化癌），五年生存率仅余 20 - 40%^[5]。因此，提升甲状腺结节的诊断准确性，有效区分良恶性病变，已成为临床工作中的重要任务。

不确定性甲状腺结节超声图像的分析与处理是当前极具挑战性且迅速发展的研究领域。该区域分割的复杂性主要源于结节组织与周围正常腺体在回声强度上的高度相似性，同时图像中存在的斑点噪声、伪影及低对比度特性进一步增加了准确区分病灶的难度。图像分割旨在将图像划分为具有相似特征的区域^[6,7,8,9,10]。传统的手动分割方法不仅耗时较长，而且不同医师之间的判断以及同一医师在不同次评估中的判断都存在显著差异。为此，研究者越来越多地借助医学图像分割技术以提升甲状腺癌的诊断水平。

近年来，自动化图像处理技术的进步显著提高了结节检测的能力。其中，卷积神经网络（CNN）因其强大的复杂特征学习能力，在该领域展现出广阔前景。例如，Han 等人（2025）提出了一种多尺度注意力引导卷积神经网络，用于有效捕捉甲状腺结节病灶的多变特性^[11]。作者证明了其分割精度较传统方法有显著提升，凸显了先进机器学习技术在此领域的应用前景。Chen 等人（2023）则提出了一种结合阈值分割、区域生长和聚类的混合分割框架，用于超声图像中甲状腺结节的检测与轮廓勾画^[12]。该方法虽然应对了病灶特征多样性的挑战，并在临床应用中显示出良好效果，但对不明确边界结节的特异性识别能力仍有待深入探索。

基于现有研究成果，我们开发了一种针对甲状腺超声图像的分割方案，数据来源于涪陵重庆大学附属医院超声科。该方案采用创新的深度双空间核模糊 C 均值（Deep DuS-KFCM）聚类方法，构建了一套计算机辅助诊断模型。该混合模型融合了深度学习的空间感知能力与先进聚类算法，能够精准勾画结节区域，为临床医生提供定性与定量相结合的分析支持。

实验结果表明，Deep DuS-KFCM 在模糊聚类分割中表现出显著优势，其在多评价指标下均呈现优于现有主流算法的分割精度与计算效率，尤其对复杂结构及噪声干扰具有良好的鲁棒性。本方法的有效性为进一步研究提供了有价值的参考。

1 方法的提出

甲状腺结节区域的精确分割对于实现有效诊断和治疗规划至关重要。然而，基于超声图像的传统手动分割方法存在显著局限性：一方面高度依赖医师的主观判断，导致量化评估结果出现较大的

个体差异和不一致性；另一方面，由于结节与周围正常腺体组织在回声强度上高度相似，且超声图像中固有的斑点噪声、伪影及低对比度特性进一步增加了准确区分病灶的难度。这些问题使得手动分割不仅耗时费力，而且容易出错，可能延误关键诊疗决策，并对患者预后造成不利影响。

近年来，基于深度学习的自动化图像处理技术在提升分割准确性方面取得了显著进展，然而许多现有方法在处理不确定性甲状腺结节分割的复杂性时仍存在明显不足。传统的深度学习框架往往侧重于孤立特征（如纹理或回声强度），限制了其有效区分病理性与非病理性组织间细微差异的能力。这一局限性凸显了对一种能够同时融合像素级信息和空间上下文信息的综合分割策略的迫切需求。

本文提出的双空间模糊核聚类（DuS-KFCM）方法，旨在通过将先进的模糊聚类技术与深度学习框架相集成，以克服上述局限性。该方法同时利用像素值及其空间相互关系，增强了算法准确识别和分割结节区域的能力，从而有效解决了传统方法的不足。通过引入基于灰度共生矩阵（GLCM）统计量的纹理分析，该方法丰富了特征表示，实现了结节与背景组织的区分鲁棒性。

DuS-KFCM 框架在提升分割精度的同时，也表现出较高的计算效率，展现出良好的临床转化潜力。该方法实现了自动化分割，降低了对主观经验的依赖，有助于促进甲状腺结节的快速、精准诊断。在方法设计上，DuS-KFCM 将模糊聚类算法与深度学习技术相结合，通过这种融合机制增强了模型对不确定性甲状腺结节的分割能力。实验结果表明，所提出框架在分割一致性和抗干扰性能方面均具有提升，为应对临床实际中的复杂分割任务提供了新的有效途径。

1.1 第一阶段：DuS-KFCM 方法介绍

在第一阶段中，本文提出了一种新颖的复合模糊聚类方法——双空间模糊核聚类（DuS-KFCM），该方法同时利用像素值及其空间相互关系，实现对甲状腺超声图像的逐像素分类与分割。与仅依赖单一纹理特征的方法相比，通过结合灰度共生矩阵（GLCM）统计特征与空间模糊核聚类（SKFCM）算法，融合多模态特征（如回声强度与纹理分布）能够更有效地表征不确定性甲状腺结节，构建了一种能够全面描述结节区域特征表示方法^[13,14,15]。

本节提出的 DuS-KFCM 图像处理方法，实现了基于模糊理论的区域图像分割。该方法受 SKFCM 算法启发，进一步引入面向正常与异常组织区分的 GLCM 纹理分析模块，构建出一个融合双空间信息的核化约束深度模糊聚类框架^[16]。该框架通过协同利用像素级特征和空间上下文信息，显著提升了对甲状腺结节边界的识别精度和对超声图像噪声的鲁棒性。

本研究采用 DuS-KFCM 方法启动分割流程，旨在对甲状腺超声图像中的潜在结节区域进行初步识别。该算法能够有效区分结节与周围正常甲状腺组织——尽管二者在像素强度上高度相似，从而显著提升对低对比度目标的辨识能力。通过结合灰度共生矩阵（GLCM）特征与模糊聚类算法，本方法实现了对甲状腺结节判别性特征的有效提取与分类。其核心目标在于通过精准的医学图像分割提取有价值的结节边界信息，并实现对良恶性结节的高效分类^[17,18]。此外，本文还尝试融合多种方法以构建一套有效的分割框架，其流程如图 1（A）所示。

在特征提取阶段，首先从灰度超声图像中计算出 22 个 GLCM 统计特征，包括能量、对比度、熵、相关性和同质性等参数。同时，从图像的多通道表示中提取强度分布特征和形态学特征。通过对病灶区域进行特征学习，模型能够获取最具判别性的特征表示。随后，采用相关特征选择（CFS）算法对提取的特征进行优化筛选与融合，最终得到初步聚类结果。所构建的特征描述符旨在有效捕捉超声图像中的纹理特征与强度分布规律，并具备良好的泛化性能，能够适应来自不同数据库的多

样化甲状腺超声图像^[19,20,21]。

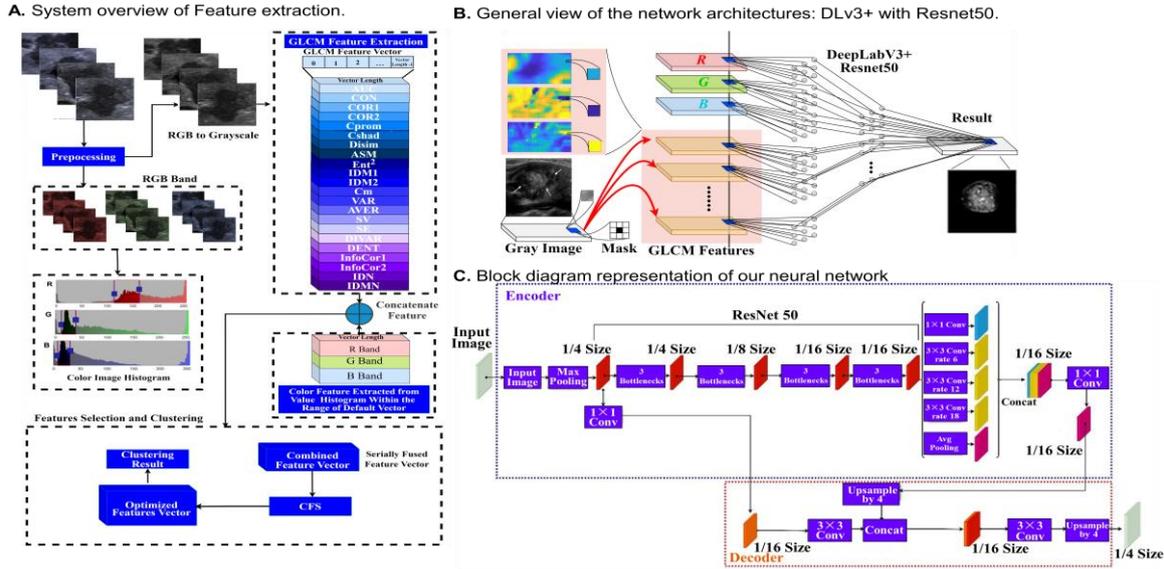


图 1 Deep DuS-KFCM 模型总体架构：(A) 基于 DuS-KFCM 的特征提取流程示意图。该算法通过分析 GLCM 特征并结合模糊聚类实现结节特征的判别与分类，有效区分潜在结节与周围腺体。(B) 网络架构示意图：基于 DeepLabv3+与 ResNet50 的甲状腺结节精细分割框架。本图详细展示了以 ResNet50 为主干的 DeepLabv3+模型架构，说明其通过编码器-解码器结构处理超声图像中的复杂特征。该模型利用多尺度信息融合与上采样机制优化边界预测，显著减少误分割并提升边界准确性。(C) 神经网络架构框图。本图提供了神经网络的模块化结构，阐明了一种双阶段分割策略：首先利用 DuS-KFCM 技术初步识别结节区域，进而通过深度学习模型进一步优化分割精度，重点突出了编码器和解码器模块在实现精准结节分割中的关键作用。

Fig. 1 Overall Architecture of the Deep DuS-KFCM Model: (A) Overview of the Feature Extraction System Based on DuS-KFCM. This algorithm effectively discriminates and classifies nodule features by analyzing GLCM characteristics combined with fuzzy clustering, enabling accurate differentiation between potential nodules and surrounding glandular tissues. **(B) Schematic of the Network Architecture:** This diagram details the DeepLabv3+ model with ResNet50 as the backbone, illustrating its encoder-decoder structure for processing complex features in ultrasound images. The model optimizes boundary prediction through multi-scale feature fusion and up-sampling mechanisms, significantly reducing mis-segmentation and improving boundary accuracy. **(C) Block Diagram of the Neural Network.** This figure presents a modular view of the neural network structure, illustrating a two-stage segmentation strategy: initial nodule recognition using DuS-KFCM technology, followed by further refinement of segmentation accuracy via a deep learning model. It highlights the critical synergistic roles of the encoder and decoder modules in achieving precise nodule segmentation.

1.2 第二阶段：深度 DuS-KFCM 图像分割的实现

在初步分割的基础上，本文第二阶段引入深度学习方法，以进一步提升不确定性甲状腺结节边界的分割精度。首先，利用前一阶段提出的 DuS-KFCM 算法，融合了回声强度、纹理及形态学特征以构建多模态特征向量，实现对图像区域的聚类划分。该方法通过提取训练结节区域的特征，并从分割结果中挖掘高层次语义信息，有效优化了整个分割流程^[22,23]。该集成方法在高层次细节与整体上下文信息间取得了良好平衡，对精准识别结节特征具有重要意义。

本研究选用以 ResNet50 为骨干网络的 DeepLabv3+作为分割网络^[24,25]。该模型能够有效缓解因细小伪影嵌入结节聚类而导致的误分类问题。为克服上述限制，为克服传统分割方法在边界模糊区域的局限性，本文提出将深度 DuS-KFCM 与 DeepLabv3+相结合，能够有效优化结节边界的分割精度。图 1 (B) 展示了该系统的结构设计。

我们首先从训练集中提取每幅超声图像,使用 DuS-KFCM 模糊聚类技术对甲状腺结节区域进行初始分割;对数据集中所有图像重复此过程,并基于所得数据训练深度 DuS-KFCM 模型。随后,对每幅测试图像,采用相同方法分割结节区域,并利用训练好的模型对结节进行良恶性分类。本文旨在通过 Dus-SKFCM 确定医学图像中感兴趣区域的轮廓,并借助深度学习模型(结合区域生长算法)实现边界优化^[26]。

图 1 (C) 展示了神经网络的模块化结构示意图。该网络通过整合多源信息优化结节分割结果:编码器模块采用预训练的 ResNet-50 网络提取输入图像的多尺度分层特征;空洞卷积与 ASPP 模块增强了多尺度上下文信息提取能力;解码器模块通过融合高层语义信息与详细空间特征来优化分割结果,特别是在结节边界区域显著提升了分割精度。全局上下文与空间细节的整合有效提高了定位能力和分割结果的精确性,从而获得更全面的分割性能。

2 方法验证与实际应用

实验与讨论结果充分表明,本文所提出的方法在不确定性甲状腺结节分割任务中表现出卓越性能。通过系统性适配与测试,深度 DuS-KFCM 模型为早期甲状腺结节超声图像的分割设立了新标准,为计算机辅助诊断技术的发展开辟了新路径。基准测试与可视化对比结果(尤其如图 2 和图 3 所示)一致显示,该方法在甲状腺结节私有数据集及多中心数据集上(包括滤泡状甲状腺癌 FTC 和乳头状甲状腺癌 PTC)上的性能显著优于传统预测方法(如模糊 K 均值聚类(FKM)、高斯混合模型(GMM)和模糊 C 均值聚类(FCM))。实验结果表明,在引入“深度模糊增强”预处理步骤后,自动分割的各项性能评价指标——包括全局准确率、精确率和交并比(IoU)得分——均获得显著提升。该策略有效增强了模型分割性能,其定量改进验证了本文提出的批量化自动模糊分割方法的有效性。

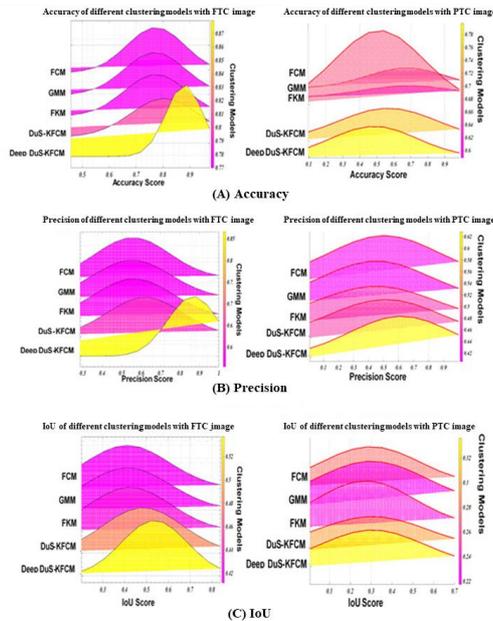


图 2 不同聚类模型在甲状腺结节超声数据库上的性能对比分析。该图展示了新型 Deep DuS-KFCM 模型在甲状腺结节公开数据集及多中心数据集上相对于主流方法的可靠性优势。图中分别绘制了在不同数据集下各方法的关键性能指标——包括准确率、精确率和交并比(IoU)的对比结果。

Fig. 2 Comparative Performance Analysis of Clustering Models on the Database of Indeterminate Thyroid Nodules. The figure illustrates the reliability of the Deep DuS-KFCM model compared to traditional methods across multiple datasets

of indeterminate thyroid nodules. Key performance metrics--accuracy, precision, and IoU--under different datasets are plotted respectively, demonstrating the superiority of the proposed method in segmenting uncertain nodules.

为全面评估基于 DuS-KFCM 的模糊变分模型在甲状腺结节精准分割中的性能,我们采用多种量化指标对检测与分割结果进行系统评价。针对每幅分割图像,本文额外收集了多组早期甲状腺结节超声图像进行详细评估,相关数值指标(包括准确率、精确率、交并比等)汇总于图 3 的蓝色标注区域。对于每幅输入图像,本方法均表现出更优的鲁棒性与病灶识别能力,且在不同样本保持稳定的高识别率。图 3 左子图展示了各甲状腺结节图像的分割效果对比,结果显示出良好的一致性。最终,本方法在甲状腺超声图像分割中取得了 98% 的准确率,进一步验证了其可靠性及临床转化潜力。

为验证 Deep DuS-KFCM 的有效性,我们将其与其他预测方法在类似的甲状腺超声数据集上进行对比。所有方法均通过多中心甲状腺结节数据进行交叉验证测试。实验涵盖了不同数据库的甲状腺结节图像,利用多中心不确定性结节图像进行交叉验证,本方法的分类准确率达到 87.9475%,优于所有主流模型。

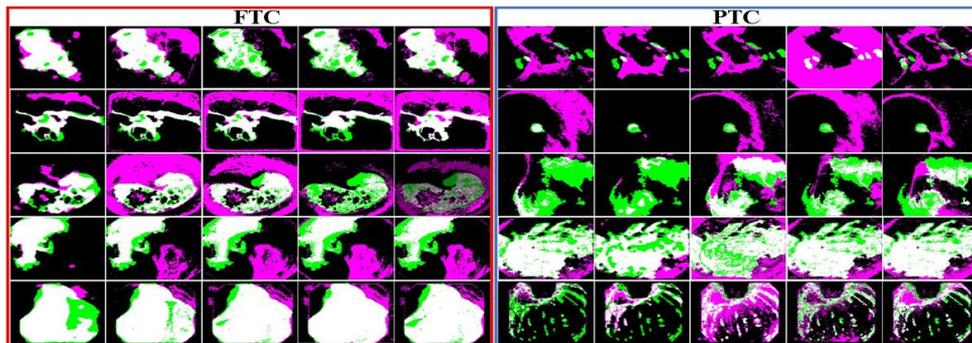


图 3 合成伪彩色图像中的分割效果对比。图中分别以红色和绿色轮廓标示了在不确定性甲状腺结节私有数据集及多中心数据集的划分结果。通过将本文提出的深度 DuS-KFCM 方法与主流阈值分割技术进行对比,可明显看出其在聚类精度上的显著优势。结节边界采用区分性标记:系统自动检测的边缘以品红色标注,医师手工标注的真实边界以绿色显示,多源信息融合区域则呈现为白色。

Fig. 3 Comparison of segmentation results in pseudo-color synthesized images of Indeterminate Thyroid Nodules. The figure displays segmentation results for multi-center and private indeterminate thyroid nodule datasets, outlined in red and green contours, respectively. By comparing the proposed Deep DuS-KFCM method with mainstream threshold segmentation techniques, which highlights its superior clustering accuracy. Nodule boundaries are discriminatively marked: automatically detected margins are marked in magenta, radiologist-annotated ground truths in green, and multi-source information-fused regions are represented in white.

如图 3 蓝色框内的高斯置信区域所示,可视化结果提供了分割结果与专家标注的并列对比,凸显了本模型在复杂超声背景中准确区分结节区域的卓越能力。颜色编码清晰标识出差异化分割区域,使这一优势得以直观呈现。实证结果证实了所提出方法的优越性能,其持续较高的准确率和精确度指标,表明该方法在不同成像条件和设备来源下均具有强鲁棒性。实验进一步证实,本方法在分类多种甲状腺组织特征方面具有实际应用价值。

4 结论与展望

本文提出了一种融合深度学习与模糊聚类的 Deep DuS-KFCM 方法,用于不确定性甲状腺结节的自动检测与分割。基于多中心甲状腺超声数据库及专家标注结果的对比分析显示,该方法在结节区域提取任务中能够达到接近专家水平的准确性。实验结果表明,该方法在分割性能上优于主流技

术, 为计算医学辅助诊断提供了一种新的有效途径。

在临床影像应用方面, Deep DuS-KFCM 在多种甲状腺超声图像中均表现出良好的适应性。系统验证涵盖不确定性甲状腺结节图像、正常组织图像及多中心异构数据集。在两个主要数据集上, 本方法分别取得了 87.95%和 79.72%的准确率, 及 86.69%和 62.82%的精确率。这些指标用于评估像素级分类的一致性, 体现了该方法在甲状腺结节检测中的有效性, 对 CAD 技术的发展具有积极意义。

展望未来, 我们计划进一步优化算法性能, 拓展其应用于甲状腺外转移性淋巴结的检测, 并探索在基因组数据聚类等领域跨学科的跨学科应用潜力。尽管当前方法已展现出良好的临床适用性, 仍需应对高质量标注病理图像匮乏等持续性挑战, 这也凸显了构建大规模标准化数据集的迫切需求。此外, 特征提取机制与分类器结构的设计创新性也将成为未来重点研究方向, 有望推动甲状腺结节图像分析向更高效、鲁棒的新阶段。

本文结果表明, Deep DuS-KFCM 方法在医学影像分析中展现出良好的性能, 为甲状腺病理区域的识别与分类提供了新的技术路径。该方法在提升诊断准确性的同时兼顾计算效率, 能够与传统临床诊断流程有效结合, 为提升结节总体检测效能提供了可行方案。

参考文献

- [1] Lu H, Pan Y, Ruan Y, et al. High Throughput Enhanced Quantitative Plasma Proteomics for Discovery of Biomarker in Early Diagnosis of Papillary Thyroid Carcinoma[A]. 浙江省免疫学会. 浙江省免疫学会第十三次学术大会论文集[C]. 浙江省免疫学会: 浙江省科学技术协会, 2023: 2.
- [2] 董明华, 孟芳. 超声 AI 联合 C-TIRADS 在甲状腺结节良恶性鉴别中的效果分析[J]. 中国实验诊断学, 2025, 29(08): 910-915.
- [3] 康峰, 齐宏伟, 张杰慧等. 超声引导下甲状腺细针穿刺对甲状腺微小乳头状癌早期诊断的临床价值[J]. 中国医药指南, 2019, 17(34): 20-21.
- [4] 孙玉华, 韦勇锋. 高频超声检查在甲状腺癌早期诊断中的应用价值[J]. 实用医学影像杂志, 2019, 20(04): 399-401.
- [5] 耿雪娜, 耿昌婕, 陈星宇等. 甲状腺多形性肉瘤一例[J]. 临床外科杂志, 2024, 32(12): 1318-1319.
- [6] 胡广柱, 朱大荣, 韩志江. 颈部CT扫描中定位片对甲状腺锁骨伪影的预测价值[J]. 中国临床医学影像杂志, 2018, 29(07): 471-474.
- [7] 韩娟, 张立文, 宋金岭等. 局灶性强回声超声征象在鉴别 TI-RADS 4 类甲状腺结节良恶性中的临床价值[J]. 临床超声医学杂志, 2023, 25(06): 456-459.
- [8] 张孜玮, 林宁, 李建卫. 甲状腺乳头状癌术后甲状腺窝低回声的超声诊断分析[J]. 福建医药杂志, 2016, 38(03): 108-112.
- [9] 王华, 李小鹏, 李安茂等. 超声造影对甲状腺部分切除术侧低回声结节的诊断价值[J]. 中国超声医学杂志, 2014, 30(04): 292-294.
- [10] 胡凤楠, 高天舒, 滕卫平等. 甲状腺超声广泛低回声临床意义的探讨[J]. 中华内分泌代谢杂志, 2004(02): 22-25.
- [11] 韩普, 刘森嶺, 陈文祺. 基于多尺度注意力和图神经网络的多模态医学实体识别研究[J]. 数据采集与处理, 2025, 40(04): 922-933.
- [12] Chen J, Cai Z, Heidari A H, et al. Multi-threshold image segmentation based on an improved differential evolution: Case study of thyroid papillary carcinoma[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 85.
- [13] Ju Y K, Soo J L, Sik S K, et al. Retrospective Analysis of Cytopathology using Gray Level Co-occurrence Matrix Algorithm for Thyroid Malignant Nodules in the Ultrasound Imaging[J]. Journal of Radiological Science and Technology, 2017, 40(2).
- [14] Kumar J K J S, Parthasarathi P, Masud M, et al. Butterfly Optimized Feature Selection with Fuzzy C-Means Classifier for Thyroid Prediction[J]. Intelligent Automation & Soft Computing, 2023, 35(3).
- [15] Kumar P M. Segmentation of White Blood Cells Using Fuzzy C Means Segmentation Algorithm[J]. IOSR Journal of Computer Engineering, 2014, 16(3).

- [16] Venkataramana B, Padmasree L, Srinivasa Rao M, et al. Comparative Study on performance of Fuzzy clustering algorithms on Liver and Thyroid Data[J]. Journal of Fuzzy Set Valued Analysis, 2018, 2018(1).
- [17] Chen Y, Zhang X, Li D, et al. Automatic segmentation of thyroid with the assistance of the devised boundary improvement based on multicomponent small dataset[J]. Applied Intelligence (Dordrecht, Netherlands), 2023, 53(16).
- [18] Gong H, Chen J, Chen G, et al. Thyroid region prior guided attention for ultrasound segmentation of thyroid nodules[J]. Computers in Biology and Medicine, 2023, 155.
- [19] 陆岚岚, 王礼同. 多模态 CT 特征联合纹理分析及临床信息对甲状腺结节良恶性的研究[J]. 实用医学影像杂志, 2024, 25(06): 417-421.
- [20] Zhou L, Chang L, Li J, et al. Aided diagnosis of thyroid nodules based on an all-optical diffraction neural network[J]. Quantitative Imaging in Medicine and Surgery, 2023, 13(9).
- [21] Wei S, Hu Z, Tan L. Res-ECA-UNet++: an automatic segmentation model for ovarian tumor ultrasound images based on residual networks and channel attention mechanism[J]. Frontiers in Medicine, 2025, 12.
- [22] Guo L, Lv F. A Two-Stage Deep-Learning Framework for Industrial Anomaly Detection: Integrating Small-Sample Semantic Segmentation and Knowledge Distillation[J]. Machines, 2025, 13(8).
- [23] Zhang G, Lu Y, Chen G, et al. A Two-Stage Deep Learning Method with Novel Damage Sensitive Features for Structural Damage Identification[J]. International Journal of Computational Methods, 2025(prepublish).
- [24] Yang C, Ashraf A M, Riaz M, et al. Enhanced thyroid nodule detection and diagnosis: a mobile-optimized DeepLabV3+ approach for clinical deployments[J]. Frontiers in Physiology, 2025, 16.
- [25] Xiao N, Kong D, Wang J. Ultrasound Thyroid Nodule Segmentation Algorithm Based on DeepLabV3+ with EfficientNet[J]. Journal of Imaging Informatics in Medicine, 2025(prepublish).
- [26] Sag A A, Kazaure S H, Perkins M J, et al. Clinical Image-Guided Ablation for Thyroid Malignancy with Proposed Thyroid Segmentation System[J]. Advances in Clinical Radiology, 2020, 2(prepublish).

基金项目: 教育部人文社会科学研究项目 (项目编号: 22YJCZH213), 重庆市教育委员会科学技术研究重点项目 (项目编号: KJZD-K202203601、KJQN202203607), 重庆市自然科学基金项目 (项目编号: cstc2021jcyjmsxmX1108), 教育部春晖计划科研项目 (项目编号: 202200006)。

^{1, #} **第1作者简介:** 刘贤贤 (1996-), 女, 澳门大学博士在读, 研究方向: 精准医疗与大数据、多模态医学图像分析。 E-mail: yc37972@um.edu.mo。

* **通讯作者简介:** 杨杰 (1989-), 通信作者, 男, 博士 (后), 教授, 高级技师, 兼职研究生导师。科研开发处副处长, 直属三支部书记, 研究方向: 细粒度图像识别、智能图像处理。 E-mail: yangjie@cqgmy.edu.cn。